孤独症谱系障碍儿童非典型面部表情特征及其在早期筛查中的应用

杨平[1] 方润秋[2] 翁旭初[2]

（[1]贵州师范大学心理学院，贵阳 550025）（[2]华南师范大学脑科学与康复医学研究院，广州 510898）

摘要 孤独症谱系障碍（Autism Spectrum Disorder, ASD）儿童表现出特有的非典型面部表情特征，包括中性表情居多、积极表情减少、社交微笑频率低以及自发面部表情模仿能力不足。这些特征从幼儿期到儿童期表现稳定，已成为ASD风险评估的重要标志。然而，传统研究方法（如人工评估和面部肌电图）在分析ASD儿童面部表情时存在主观性强、耗时长且难以推广等局限性。近年来，人工智能的迅速发展使基于计算机视觉和深度学习的自动化表情识别技术得以应用，不仅显著提高了分析效率，还降低了人为评估的主观误差，为基于非典型面部表情特征的大规模ASD早期筛查提供了强有力的支持。未来研究可进一步优化识别模型，通过设计更接近自然情境的诱发范式，深入探索ASD儿童多样化的面部表情特征，同时提升模型的准确性和灵敏度，以推动ASD早期筛查和干预的发展。

关键词 孤独症谱系障碍，面部表情，计算机自动识别

1 引言

孤独症谱系障碍（Autism Spectrum Disorder, ASD）是一种神经发育障碍，主要特征包括社交障碍、语言与非语言交流困难，以及重复性和刻板行为(First, 2013)。ASD不仅对患者及其家庭带来巨大挑战，也对社会造成严重的经济负担。尽管目前尚未找到明确的认知神经标记或有效的治疗手段(Saral et al., 2023)，但研究表明早期识别和干预可以显著改善ASD儿童的语言能力、认知发展和行为表现，从而提高其长期生活质量(Thabtah & Peebles, 2019)。因此，高效的早期筛查是后续提供精准干预的基础，对ASD儿童的整体发展至关重要(Wieckowski et al., 2021)。

近年来，非典型面部表情特征逐渐被视为ASD儿童早期筛查的重要线索(Egger et al., 2018; Hashemi et al., 2021)。相对于典型发育（Typical Development, TD）儿童，ASD儿童通常表现出更多的中性表情、减少的积极表情和较低的社交性微笑频率，同时自发的面部表情

收稿日期: 2023-05-07

* 国家社会科学基金重大项目(20&ZD296)、广东省重点领域研发计划(2019B030335001)、国家自然科学基金项目(32260211)资助。

杨平和方润秋为本文共同第一作者

通信作者：翁旭初, E-mail: wengxc@psych.ac.cn

模仿能力也较弱(Manfredonia et al., 2019)。这些非典型的面部表情特征直接影响他们的社交能力和情感交流(Keating & Cook, 2021)，并被认为是导致其社交和沟通障碍(Wieckowski et al., 2021)、情绪理解困难及同理心发展滞后的重要原因(Grazzani et al., 2018)。因此，以非典型面部表情特征为基础的早期筛查方法为 ASD 的早期诊断提供了重要依据。

ASD 儿童非典型面部表情特征的评估方法经历了三个主要发展阶段。第一个阶段主要依赖人工评估、家庭录像分析和回顾性访谈等主观判断方法来评估 ASD 儿童的面部表情特征(Adrien et al., 1993; Clifford & Dissanayake, 2008)。这种方法需要专业评估人员依照标准化的工具进行判断，虽然专业性较强，但具有较高的主观性，且耗费大量人力和时间。第二阶段采用了肌电图（Electromyography, EMG）传感器技术，通过捕捉面部肌肉运动信息来识别 ASD 儿童的非典型面部表情特征(Beall et al., 2008; 马伟娜, 朱蓓蓓, 2014)。尽管该方法能够提高测量的客观性，但其需要儿童佩戴如肌电电极等接触性设备，可能引发不适感而抑制自然表情，影响数据的真实性和有效性。此外，其操作复杂性限制了该方法在大规模筛查中的应用。第三阶段则得益于计算机视觉和人工智能技术的快速发展，通过非接触式摄像设备记录面部表情数据，并利用自动化识别算法进行分析 (Egger et al., 2018; Hashemi et al., 2021; 唐传高 等, 2020; 廖梦怡 等, 2021)。这种方法有效降低了人为干预对评估结果的影响，同时显著提高了评估的效率和准确性，尤其适用于大规模筛查场景。未来，基于自动化表情识别的技术有望成为 ASD 风险评估的重要工具。

近年来，随着儿童面部表情研究文献的迅速增长，基于非典型面部表情特征的 ASD 早期筛查方法被认为具有重要的发展潜力。本文对该领域的实证研究进行了系统回顾：首先，重点分析了 ASD 儿童非典型面部表情特征的表现、特异性及其稳定性；其次，梳理了从人工评估到计算机自动化识别技术的发展轨迹，深入探讨了各方法的适用性及其优势与局限；最后，探讨了基于这些面部表情特征的 ASD 早期筛查应用，特别强调了人工智能技术的引入。这一技术不仅提高了筛查的生态效度（无需直接接触被试），还增强了筛查效率（可处理多样化数据并提升处理速度），并具备对大规模样本进行筛查的潜力，具有很强的代表性和实用性。

2 研究方法

2.1 文献检索策略

文献检索根据系统综述和元分析首选报告（Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses, PRISMA）指南(Moher et al., 2009)进行开展，通过数据库 PubMed、

EMBASE、Web of Science、AMS-journals、中国知网（China National Knowledge Infrastructure, CNKI）、万方查找有关 ASD 儿童面部表情的研究，检索时间为建库以来至 2024 年 9 月。检索采取主题词与自由词相结合的方式，检索英文文献时的检索词包括 Autism Spectrum Disorder、measuring Autism Risk Behaviors、Facial Emotions、Facial Expression、Emotion Automatic。检索中文文献时的检索词包括孤独症谱系障碍、情绪表达、共情、孤独症早期筛查、儿童面部表情。

2.2 纳入和排除标准

2.2.1 纳入标准

(1)研究对象：ASD 儿童与 TD 儿童，其中 ASD 儿童符合 ASD 诊断标准、由专业医生下诊断，无性别限制。

(2)研究内容：包含 ASD 面部表情的测量，有明确的测量指标。TD 儿童或其他非 ASD 儿童作为对照组。

2.2.2 排除标准

(1)研究对象：仅有 TD 儿童，以及主要对象为青少年和成年人（年龄大于 12 岁）。

(2)研究内容：没有针对面部表情的明确测量指标。

(3)重复报道的文献。

2.2.3 文献综述方法

根据以上标准，共筛选出符合要求的文献有 6 篇。筛选流程如图 1 所示：

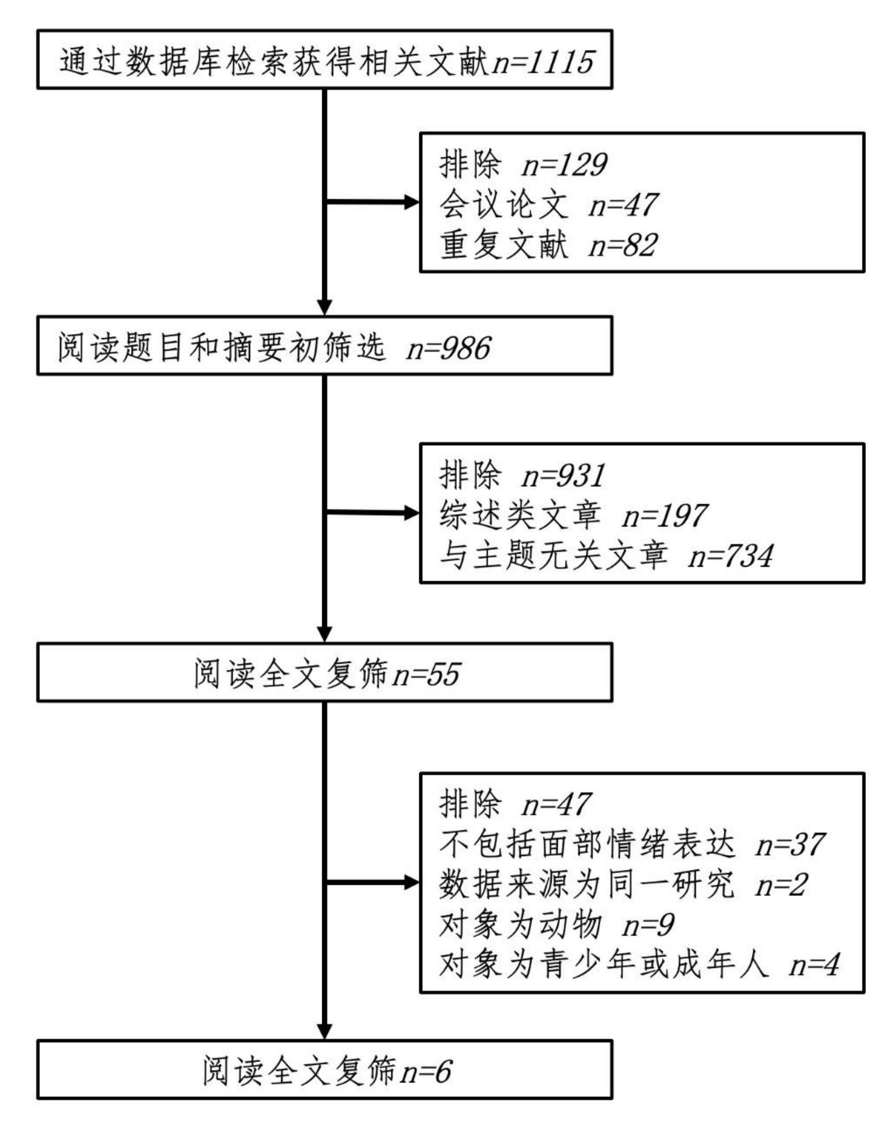


图 1 文献筛选流程及结果

2.2.4 纳入研究的基本信息

本文纳入的研究结果显示，随着人工智能技术的快速发展，研究者通过观看情绪面孔图片、视频、动画片及人物互动视频等方式来诱发儿童的面部情绪表情，并利用摄像设备记录这些表现，将计算机自动识别技术应用于 ASD 儿童的面部表情识别和评估。这一方法有效地探讨了面部表情作为一种稳定且有效的风险行为标志物的潜力，能够清晰区分 ASD 儿童与 TD 儿童，表明非典型面部表情特征在 ASD 早期筛查中具有广阔的应用前景。

3 结果

本文系统地纳入了 6 篇关于 ASD 儿童非典型面部表情特征的文献。表 1 总结了这些文献中与 ASD 儿童非典型面部表情特征相关的研究设计和结果指标。下文将对 6 项研究的方法及结果进行分析和总结。

表 1 纳入研究的样本特征、诱发范式、结果指标总结

序号	作者年份	年龄	样本量	测量方法	诱发范式	刺激材料	刺激材料情绪	面部表情指标	其他指标
1	Hashemi et al., 2021	16~31 月	ASD 组 6 TD 组 14	计算机识别	观看视频	泡泡、跳跃的兔子和玩具视频	正向	频率和持续时间	
2	廖梦怡 等，2020	3~6 岁	ASD 组 14 TD 组 14	计算机识别	观看视频	正向和负向情绪动画片	正向、负向	恰当性、自动模仿准确度和频率	
3	唐传高 等， 2020	8~18 月	ASD 组 10 TD 组 20	计算机识别	现实互动	静止脸范式	负向	频率、持续时间	
4	廖梦怡 等，2021	3~6 岁	ASD 组 74 TD 组 70	计算机识别	观看视频	妈妈喂宝宝吃东西的搞笑视频	正向	恰当性、自动模仿准确度和频率	认知得分、认知反应时和眼动指标
5	Carpenter et al., 2021	16~31 月	ASD 组 22 TD 组 82	计算机识别	观看视频	跳跃的兔子、木偶、唱歌的女人和玩具视频	正向	频率和持续时间	叫名测试的回应次数
6	Egger et al., 2018	12~72 月	总 1756， 无分组	计算机识别	观看视频	跳跃的兔子、木偶、唱歌的女人和玩具视频	正向	频率和持续时间	叫名测试的回应次数

计算机识别：摄像头记录儿童面部，计算机自动识别面部表情。恰当性：面部表情的情感符合当下情况。自动模仿准确度和频率：在没有提示下，儿童自发模仿面部表情的准确度和频率。频率和持续时间：一段时间内，不同情绪面部表情出现的频率和持续时间。反应时：情绪诱发到面部表情出现的时间差。

3.1 ASD 儿童非典型面部表情特征

3.1.1 中性面部表情居多，积极面部表情减少

面部表情通常分为积极、消极和中性表情。一般而言，积极和消极表情由特定的情绪刺激引发，而中性表情则常在缺乏明确情绪刺激的情境下出现(Briot et al., 2021)。研究表明，ASD 儿童在面部表情特征上显著不同于 TD 儿童或非 ASD 儿童(Yeung, 2022)。Trevisan 等人(2018)的一项元分析显示，ASD 儿童通常较少通过面部表情来表达情绪，表现为表情频率较低，即使出现表情，其持续时间也相对较短(Trevisan et al., 2018)。这种特点使得 ASD 的早期特征之一便是倾向于表现更多的中性表情，尤其在社交情境中，ASD 儿童更常以中性或缺乏明显情绪波动的面部表情为主(Clifford & Dissanayake, 2008)。相关研究进一步验证了这一特点。在模拟日常互动情境中，ASD 儿童在与母亲对视时，其中性表情的持续时间显著高于非 ASD 儿童(唐传高 等, 2020)。在实验室环境下， ASD 儿童观看正性逗乐视频（如泡泡、跳跃的兔子）时，其中性表情的持续时间仍然显著延长，而积极表情的持续时间则明显缩短(Egger et al., 2018; Hashemi et al., 2021)。横向研究还发现，随着年龄增长（1~5 岁），ASD 儿童中性表情占据主导地位的特征持续稳定。尽管积极表情随年龄有所增加，但其比例仍显著低于中性表情(Egger et al., 2018)。

综上，ASD 儿童以中性面部表情居多、积极面部表情减少的特征，可能反映其在情绪感知、社会情境理解以及自我情绪调节方面的显著困难。这一特征在社交情境中尤为突出，并随年龄增长保持稳定。因此，面部表情的频率和持续时间可作为 ASD 风险行为的早期筛查指标。

3.1.2 社会性微笑频率低

在儿童发育过程中，微笑是最常见的社交行为之一。其中，社会性微笑指儿童在微笑时注视他人，这种行为在 TD 儿童中通常于 2~3 个月时开始出现，并随着年龄增长其频率逐渐增加(Ahn et al., 2024; Pezzotti et al., 2024)。然而，研究表明 ASD 儿童在社会性微笑的频率和注意力集中方面存在显著缺陷。与 TD 儿童相比，ASD 儿童在社交情境中较少表现出社会性微笑，这一特征被认为是 ASD 早期识别的重要指标之一(Ahn et al., 2024)。Alvari 等人（2021）的一项回顾性研究利用家庭录像并结合基于 OpenFace AI 的软件，对 12 至 16 月龄儿童的面部表情行为和微动作进行分析。结果显示，与 TD 儿童相比，ASD 儿童的社会性微笑频率和持续时间显著降低(Alvari et al., 2021)。这种差异在与亲密家庭成员的互动中尤为明

显，即便面对父母，ASD 儿童也较少主动展现微笑。类似地，Nichols 等人 (2014)招募了12~23 月龄儿童的研究显示，ASD 高风险儿童的社会性微笑、非社会性微笑以及微笑时的眼神接触均低于 ASD 风险较低的儿童(Nichols et al., 2014)。此外，Filliter 等人(2015)研究发现，ASD 高风险儿童在 6 个月时已表现出显著较低的社会性微笑水平和持续时间，这一特征在 12 个月和 18 个月的后续年龄组中仍保持一致(Filliter et al., 2015)。这些结果表明 ASD 儿童在社会性微笑和情绪互动方面的延迟在早期发育阶段即已显现，并在后续发展过程中保持相对稳定。综上，社会性微笑的频率、持续时间以及微笑时的眼神接触均可作为识别 ASD 潜在风险的可靠标志。

3.1.3 面部表情自动模仿能力不足

在社交互动中，人们通常会模仿他人的面部表情，例如看到微笑的脸会不自觉地微笑，看到愤怒的表情则会皱眉，这种行为被称为“面部模仿”，是多项关键社会认知功能的基础(Liu et al., 2023)。临床研究表明，面部表情模仿能力的异常与严重的社会功能障碍密切相关(Korb et al., 2010)。

面部表情自动模仿的评估主要基于接触式的面部 EMG 和非接触式的视频表情识别方法。其评估指标包括模仿的准确性、自动性、强度和反应时间等多个维度。通过 EMG 分析，不同表情对应特定的面部肌肉活动：大颧肌（位于面部两侧，连接颧骨和嘴角）通常与微笑和愉快表情相关；皱眉肌（位于眉毛上方）负责眉毛的内下拉，常见于愤怒表情；额肌内侧部分（位于前额区域）则负责抬眉，通常与惊讶或困惑表情有关。基于这些肌肉活动的反应模式，研究人员能够精确分析儿童对不同情绪表情的模仿能力。据此，Deschamps 等人(2015)通过 EMG 研究了 20 名 ASD 儿童与 27 名 TD 儿童（6~7 岁）在观看愤怒、恐惧、悲伤和快乐表情图片时的自动模仿表现。结果显示，两组儿童的模仿准确性并无显著差异，但 ASD 儿童的社会反应障碍与其对恐惧面孔模仿频次的减少显著相关(Deschamps et al., 2015)。相较之下，Beall 等人(2008)针对 8~13 岁 ASD 儿童的研究显示，ASD 儿童对不同情绪表情图片的 EMG 反应缺乏稳定性和区分度，暗示其面部模仿能力相较于 TD 儿童可能存在缺陷。然而，ASD 儿童对快乐表情的模仿能力随年龄增长而有所提升(Beall et al., 2008)。另一方面，使用非接触式的视频表情识别方法的研究也得出了类似结论。例如，Liu 等人(2023)让儿童观看静态彩色面部表情图片（如高兴、悲伤和恐惧），并利用自动面部编码软件分析视频记录。结果显示，ASD 儿童与 TD 儿童在表情模仿准确性的差异不显著，但 ASD 儿童的模仿强度显著低于 TD 儿童(Liu et al., 2023)。

总的来说，基于接触式面部 EMG 和非接触式面部表情视频识别技术的研究一致表明，ASD 儿童在面部表情自动模仿能力方面存在一定程度的异常。尽管 ASD 儿童与 TD 儿童在表情模仿的准确性方面差异不显著，但 ASD 儿童的模仿强度较低，尤其在面对恐惧和愤怒等负面情绪时的反应较为模糊，且表情区分能力较弱。但值得注意的是，随着年龄增长，ASD 儿童对积极情绪表情（如快乐）的模仿能力有所提高。这些研究表明，ASD 儿童的社会反应障碍可能与其面部表情自动模仿能力的受损密切相关，特别是在识别和模仿复杂表情方面存在不足。未来研究可结合更大样本量和多维度生理反应指标，进一步探讨面部表情模仿能力的发育机制及其背后的神经基础，这将有助于开发更为精确的 ASD 早期筛查工具。

3.2 ASD 儿童非典型面部表情特征的评估工具

3.2.1 人工评估

人工评估主要依靠行为观察与评估人员的主观经验判断来实现对 ASD 儿童的早期筛查(Dawson et al., 2005)。这种方法主要包括两种方式：其一，评估人员依据标准化诊断工具对 ASD 儿童进行评定，例如使用婴幼儿孤独症筛查量表，收集儿童的日常行为和认知能力数据，并由专业医生通过观察进行评估，从而筛查 ASD 儿童(Guthrie et al., 2019; Thabtah & Peebles, 2019)。其二，依托家长录制的 ASD 儿童外显行为视频，评估人员根据标准化工具对视频中儿童的面部表情变化进行逐帧分析(Clifford & Dissanayake, 2008)。然而，无论是基于标准化工具的专业评估，还是通过逐帧分析家庭录像的人工编码，这些传统筛查方法均存在以下局限性：

(1) 依赖专业资源：专业医生的筛查需要长期培训，但医疗资源短缺导致筛查时间延长，可能错过干预的关键期。

(2) 主观性限制：评估过程易受评估人员主观因素影响，降低了诊断结果的客观性。

(3) 难以量化：直接观察儿童的面部表情难以形成精确量化，而逐帧分析录像又极其耗费时间和精力。

(4) 扩展性不足：人工观察方法难以支持大规模筛查，限制了其应用范围。

综上，传统 ASD 早期筛查方式在人力成本、客观性和效率方面均存在较大不足。为应对这些挑战，亟需开发一种新型、高效、客观且经济的筛查技术路径，从而弥补现有方法的局限，推动 ASD 早期筛查的普及化和科学化。

3.2.2 EMG 传感器

面部表情变化复杂且瞬息万变，直接观察和记录的难度较大。然而， EMG 传感器技术通过检测面部肌肉的生物电活动，为 ASD 儿童的面部表情捕捉与量化提供了重要的客观工具。与传统的人工评估方法相比，EMG 技术具有以下优势：

(1) 非侵入性： EMG 传感器仅需将电极贴附于皮肤表面即可测量肌肉电活动，对儿童无任何伤害。

(2) 高灵敏度：EMG 传感器能够检测微弱的肌肉电信号，精确反映肌肉的收缩和放松状态。

(3) 高时间分辨率：EMG 传感器可以实时采集肌肉电信号，达到毫秒级的时间分辨率，适用于快速面部表情变化的动态过程分析。

(4) 高空间分辨率：EMG 传感器可安放于不同面部肌肉部位，如额肌、颧肌和皱眉肌，以研究肌肉活动的区域差异和协调性。

(5) 客观性：通过量化记录肌肉电信号，EMG 技术能够以数据形式精准呈现 ASD 儿童的面部表情特征，避免主观偏差。

尽管如此， EMG 技术在应用于儿童面部表情检测时仍面临一些局限性。首先，传感器通常集中于脸颊和眉毛区域，可能不足以全面捕捉复杂的面部表情活动，进而限制对 ASD 面部表情异常严重程度的判断(Pellicano & Burr, 2012)。其次，传感器的面部贴附可能对儿童自然表情产生抑制效果，影响结果的生态效度。此外，EMG 测量需要儿童一定程度的配合，因此对于低年龄段儿童的早期筛查适用性有限。

3.2.3 计算机自动识别

近年来，计算机人工智能领域的迅猛发展，特别是机器学习和深度学习技术的成熟，为计算机视觉在 ASD 早期筛查中的应用带来了革命性进展(Leroy et al., 2024)。基于计算机自动识别技术的 ASD 筛查展现出诸多优势：

(1) 精确、客观、定量描述儿童面部表情模式：计算机自动识别技术能够精确捕捉儿童面部表情的细微变化，从而实现对面部表情模式的定量描述。这种方法避免了人工评估的主观性，为面部表情研究提供了更加可靠的数据支持。

(2) 节约人工和时间，支持大规模推广：自动识别技术无需人工逐帧分析，大大降低了分析成本和时间投入，极大地提高了筛查效率。其高拓展性使其适用于大规模人群筛查，有望缓解传统筛查方式中医疗资源不足的问题。

(3) 设备简单，适用场景广泛：面部表情识别仅需一台普通摄像头即可完成数据采集。其非接触式特点不仅降低了操作难度，还避免了因设备干扰对儿童自然表情的影响，使其更适用于日常家庭或教育环境中的筛查。

(4) 多模态结合分类：计算机识别技术可以将面部表情数据与其他生物行为指标（如眼动轨迹、注意力测量）相结合，通过多模态数据分析构建更加全面的 ASD 筛查模型，从而提高筛查的准确性和可靠性。

3.3 应用：ASD 儿童非典型面部表情特征的早期筛查——基于计算机的自动识别

上文指出，ASD 儿童的非典型面部表情特征包括中性面部表情居多、积极面部表情减少、社交微笑频率低、面部表情模仿能力不足等，这些特征从幼儿期至儿童期保持稳定，是 ASD 风险评估的重要标记物。现阶段，随着计算机视觉技术和人工智能的发展，基于这些非典型面部表情特征的自动化风险评估工具正逐步完善，展现出极高的实用性：生态效度强（无需直接接触被试，减少人为干扰）、高效性突出（多样化数据类型处理迅速）、适用于大规模筛查且具有较强的代表性。以下将从这三方面探讨计算机技术在 ASD 儿童非典型面部表情特征早期筛查中的具体应用。

3.3.1 非接触式面部表情识别的应用

本部分探讨了如何基于面部表情特征实现非接触式筛查，体现该方法的生态性优势。唐传高（2020）提出了一种基于儿童面部表情的 ASD 早期自动筛查方法。研究纳入了 30 例 8~18 月龄的儿童（10 例 ASD 儿童和 20 例 TD 儿童），让母亲与儿童模拟日常生活中的逗乐互动和静止脸状态，期间使用隐蔽摄像设备（如普通摄像头）记录儿童的面部信息。研究人员结合人工标注和计算机自动识别方法，对儿童的面部表情进行了识别。结果显示，在静止脸状态下，ASD 儿童的中性面部表情时间显著长于 TD 儿童，且基于面部表情的自动化分类准确率达 83.3%(唐传高 等, 2020)。类似地，Hammal 等人（2017）研究了 16~31 月龄儿童（42 例 ASD 儿童和 82 例 TD 儿童）在观看简单视频刺激（如气泡、跳跃的兔子和木偶玩具，视频时长分别为 30 秒、66 秒和 68 秒）时的面部表情。研究发现，这些视频能够有效引发 TD 儿童的积极表情，而 ASD 儿童表现出的积极表情较少，再次验证了非接触式面部表情识别对 ASD 筛查的有效性(Hammal et al., 2017)。此外，国内学者采用了儿童感兴趣的动画片作为刺激材料，从动画版《家有儿女》电视剧中提取正向情绪视频 5 个，负向情绪视频 5 个，每个视频时长为 12s。研究者招募 3~6 岁儿童(14 例 ASD 儿童，14 例 TD 儿童)观看动画片，并同时录制儿童面部视频。结果发现在观看正性情绪视频时，ASD 儿童较 TD

儿童更少被激发出正性的面部表情；而在观看负性情绪视频时，ASD 和 TD 儿童的负性表情无显著差异(廖梦怡 等, 2020)。这项研究展示了计算机实时面部表情识别的量化分析能力，其生成的识别指标对 ASD 儿童的筛查具有参考价值。

综上所述，研究者采用摄像头进行非接触式面部表情识别技术在 ASD 筛查中展现了显著的应用潜力。首先，该方法依托摄像设备进行数据采集，无需陌生的研究者现场记录或受试者佩戴接触性设备（如肌电电极），有效避免因接触而抑制自然表情的可能性，从而显著提升了数据采集过程的便捷性和筛查的生态效度。其次，通过设计模拟日常生活情境的实验方法（如记录儿童与母亲的自然互动、观看简单刺激视频或情绪感染力较强的动画片），研究者能够在更放松的环境中捕捉受试者更真实的面部表情特征。这种接近自然状态的数据采集方式，不仅优化了筛查的生态效度，还增强了数据的代表性，为 ASD 早期筛查和风险评估提供了更为可靠的技术支持。

3.3.2 面部表情融合多模态数据的高效数据处理应用

本部分聚焦于通过面部表情结合其他多种数据（如头动、眼动、生理信号、语言和行为）提升 ASD 筛查的精确度和效率。多模态数据能够揭示 ASD 儿童的多层面异常模式，为早期诊断提供更全面的信息支持。Carpenter 等人(2021)收集了 22 名 ASD 儿童（平均 26 月龄）和 74 名 TD 儿童（平均 21.7 月龄）自主观看简单刺激视频（如气泡、跳跃的兔子玩具、木偶玩具），以诱发儿童自发的面部表情，最终记录儿童面部视频。与前人研究一致，计算机视觉与机器学习技术分析结果显示，ASD 儿童表现出更多的中性表情，而 TD 儿童则展现出更丰富的面部表情(Carpenter et al., 2021)。基于此，研究者进一步引入竞争性视觉刺激（人物与玩具同时出现），通过摄像头与计算机识别技术追踪儿童的面部朝向，以判断其注意力偏向人物还是玩具。结果显示，结合面部表情和朝向信息的多模态分析，显著提升了筛查的准确性，有助于区分 ASD 和 TD 儿童(Carpenter et al., 2021)。类似地，廖梦怡等人(2021) 在研究中记录了 3~6 岁儿童（74 名 ASD 儿童，70 名 TD 儿童）观看短片（“妈妈喂宝宝吃东西”）时的面部表情视频、眼动数据以及认知问题作答的得分和反应时间。通过多模态数据融合并采用随机森林分类器对 ASD 和 TD 儿童进行识别，结果显示融合多模态数据的分类准确率达 85%，显著高于基于单一面部表情数据的准确率(廖梦怡 等, 2021)。最后，马伟娜和朱蓓蓓(2014)的研究则进一步整合了 ASD 儿童观看不同情绪图片时的生理信号（皮电、皮温和指脉）数据。结果表明，ASD 儿童在观看情绪图片时皮电、皮温和指脉的变化显著低于 TD 儿童，提示情绪刺激难以引发 ASD 儿童的情绪反应(马伟娜, 朱蓓蓓, 2014)。这一发

现进一步表明 ASD 儿童中性表情偏多、积极表情减少的特征可能源于其情绪感知障碍。

综上所述，通过整合多模态数据进行 ASD 筛查，不仅达到了较高的分类准确率，还在某些情境下优于传统依赖单一指标或人工评估的方法。因此，多模态数据融合是一种极具潜力的 ASD 早期筛查技术，为精准诊断提供了重要依据和应用价值。

3.3.3 基于面部表情识别的大规模筛查技术应用

在基于 ASD 儿童非典型面部表情特征的早期筛查方法中，现有研究多集中于小样本数据。然而，随着 ASD 儿童早期筛查和干预需求的增长，如何实现大规模筛查成为关键挑战。在此背景下，移动端技术的引入提供了重要的解决方案。Egger 等人(2018)开发了一款基于智能手机的移动应用程序，利用手机呈现视频刺激材料（如泡泡、兔子、镜子等）诱发儿童的社交和情感反应，并通过手机摄像头实时记录儿童面部表情。该方法突破了传统筛查在空间和时间上的限制，家长可在家中灵活完成筛查，方便快捷，大大拓展了应用场景。研究中，研究者利用计算机视觉和机器学习技术分析手机录制的儿童面部视频，以自动检测和分类儿童的情绪表情和行为模式。该研究覆盖 1756 个家庭（儿童年龄 12~72 个月），收集了 5618 份照顾者报告和 4441 段自然环境中录制的视频。分析结果显示，与低风险 ASD 儿童相比，高 ASD 风险儿童在观看泡泡、兔子和镜子刺激时的中性表情显著增多，积极表情显著减少(Egger et al., 2018)。因此，这些特征可以作为早期筛查的有效指标，通过分析这些面部表情特征可以较早地识别出高 ASD 风险儿童。类似地，Thabtah 和 Peebles (2019) 则开发了一款基于机器学习的移动端筛查工具 ASD Tests。该应用通过简化传统筛查量表，为不同年龄段（婴幼儿期、儿童期、青少年期和成人期）设计了专属测试，每组仅需完成 10 道测试题，耗时 3~5 分钟。非专业人员也能轻松操作，并可广泛应用于家庭、学校或医疗机构等场景。研究发现，该工具对于 ASD 儿童的筛查灵敏度、特异性和准确率均超过 95%，是一个高效、普及性强的筛查解决方案(Thabtah & Peebles, 2019)。

以往的 ASD 筛查多在实验室或医院环境中进行，而 Egger 等人(2018)，以及 Thabtah 和 Peebles (2019)开发的移动 APP 使家长能够利用智能手机在儿童的自然环境中采集数据，从而捕捉其自然状态下的行为。基于移动应用程序的计算机大规模筛查不受时间和空间的限制，扩展了筛查的应用场景，适用于家庭、学校等多种场所。此方法在实验室环境和自然场景均可记录和识别 ASD 儿童的面部表情，提高了生态效度，为 ASD 的大规模早期筛查提供了切实可行的技术支持。

4 总结与展望

本文围绕 ASD 儿童的非典型面部表情特征展开讨论，首先梳理了 ASD 儿童的主要特征，包括：中性面部表情居多，积极面部表情减少，社交性微笑频率低，以及自发面部表情模仿能力不足。其次，系统回顾了现有评估工具，并分析了人工评估、面部 EMG 评估和计算机面部表情自动识别三大评估方法的演进过程，明确了各自的优势与不足。具体而言，人工评估依赖专家的主观判断，尽管具备专业性，但效率较低且存在主观偏差；面部 EMG 评估提供了精确的面部肌肉活动数据，但其操作复杂且可能影响自然表情；而计算机自动识别则通过人工智能技术实现了更高效、客观的情绪表情识别, 展现出广泛的应用潜力。最后，本文重点探讨了基于计算机人工智能技术的面部表情识别在 ASD 儿童早期筛查中的应用潜力，指出该技术有助于提升筛查效率和精度，为早期干预提供重要支持。未来的研究还可以加强以下几个方面：

设计更接近自然场景下儿童面部表情的诱发范式，提高实验生态效度。研究者不断尝试通过从静态图片到简单几何刺激动画、再到具有社交属性的人类互动视频及儿童喜爱的动画片等多种实验材料，逐步探索对儿童更具吸引力的实验设计，以诱发更真实的面部表情。此外，通过调控刺激材料的效价（正性、中性和负性），实验也能引导儿童展现不同的面部表情。然而，这一方法中仍有三方面的问题可以进一步优化：一是视频材料的选择和适龄性,视频是否符合该年龄段儿童的喜好和理解能力，直接影响其专注度和情绪表情。因此，实验前应先对视频材料进行适龄性评估，确保其符合目标儿童的兴趣。实验后也可测量儿童对视频的兴趣度和理解程度，以进一步确认材料的有效性和适用性。二是视频材料的呈现时长，常见的视频时长为 12 至 68 秒，若时长过短，儿童可能未能完全沉浸于动画情境之中，影响对情境的理解，从而影响真实面部表情。因此，适当延长视频时长，以便儿童能够充分进入情境，有助于捕捉更真实的情绪表情。三是视频材料的效价设计，当前研究多使用单一效价的视频材料（正性、中性或负性）进行分类分析。然而，让儿童从观看一个正性片段切换到一个负性片段，容易造成情感割裂，这种方式仍带有实验室设计的特性，欠缺自然情境的连贯性。未来研究可考虑使用包含正性、中性和负性情节起伏的单一长片段视频，以保证故事情节的完整性。在保持儿童专注力的同时，后续分析可以分离出不同效价片段所诱发的面部表情特征，以实现更自然、生态的实验设计。

探索多样化的 ASD 儿童面部表情特征。现阶段，关于 ASD 儿童非典型面部表情特征的一致性结果主要集中在正性表情减少和中性表情偏多。然而，也有部分研究探讨 ASD 儿童

在观看负性刺激材料时的面部表情特征，但结果存在争议。一般而言，ASD 儿童在面对负性刺激时，仍倾向于保持较多的中性表情(Brewer et al., 2016)，负性情绪表情较少或显现出延迟，这可能反映了 ASD 儿童在识别负性情绪方面存在困难(Ashwin et al., 2006)，也可能是他们虽然能够感知到负性情绪，但面部表情依然较为僵硬(Pelphrey et al., 2002)。此外，其他研究发现 ASD 儿童及青少年在面对愤怒和恐惧刺激时，其神经反应与非 ASD 儿童无显著差异，未表现出特异性的面部表情(Malaia et al., 2019)。然而，有些研究指出 ASD 儿童在面对负性刺激时表现出更为强烈的情绪表情(Magnée et al., 2007)，或者表现出一种不协调的面部表情，例如愤怒的皱眉伴随扬起的眉毛(Beall et al., 2008)。这些非典型反应提示 ASD 儿童在负性表情方面存在更为复杂和多样的表现模式。因此，未来研究应继续深入探索 ASD 儿童在面对负性刺激时的非典型面部表情特征，包括他们可能展现出的不协调或奇异的面部表情。这一研究方向将有助于揭示 ASD 儿童在情绪表情识别与表达方面的独特表现，为 ASD 筛查和干预提供更多的依据。

提高计算机面部表情自动识别模型的准确度和灵敏度。由于儿童处于发育阶段，面部特征与成人存在显著差异(Hammal et al., 2017)。未来研究可以通过针对不同年龄段（如幼儿期和儿童期）构建各年龄组的情绪面部表情数据库，以提升面部表情识别模型的准确性。同时，通过大数据样本建立 ASD 儿童非典型面部表情特征的常模，也能显著增强识别效果。此外，计算机自动识别技术有助于监测儿童面部表情的时间动态变化，推导出诸如表情诱发强度、诱发时间、维持时间等量化指标。这些时间动态特征有助于深入了解 ASD 儿童的面部表情。进一步地，计算机技术可结合量表、认知测试和眼动等多种特征指标，整合多维数据，提升对 ASD 儿童非典型面部表情的评估能力。

参考文献

唐传高，郑文明，宗源，仇娜娜，闫思蒙，翟梦瑶，柯晓燕. (2020). 深度空时婴幼儿表情识别模型下的ASD自动筛查. *中国图象图形学报*, *25*(11), 11.

廖梦怡，陈靓影，张坤，王广帅. (2020). 自闭症谱系障碍儿童共情过程中能力缺陷量化研究. *中国特殊教育*, (1), 51-59.

廖梦怡，陈靓影，王广帅，彭世新. (2021). 融合多模态数据的自闭症谱系障碍儿童智能化识别及其有效性. *科学通报*, *66*(20), 11.

马伟娜，朱蓓蓓. (2014). 孤独症儿童的情绪共情能力及情绪表情注意方式. *心理学报*, *46*(4), 528–539.

Adrien, J. L., Lenoir, P., Martineau, J., Perrot, A., Hameury, L., Larmande, C., & Sauvage, D. (1993). Blind ratings of early symptoms of autism based upon family home movies. *Journal of the American Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, *32*(3), 617–626. https://doi.org/10.1097/00004583-199305000-00019

Ahn, Y. A., Moffitt, J. M., Tao, Y., Custode, S., Parlade, M., Beaumont, A., Cardona, S., Hale, M., Durocher, J., Alessandri, M., Shyu, M. L., Perry, L. K., & Messinger, D. S. (2024). Objective measurement of social gaze and smile behaviors in children with suspected autism spectrum disorder during administration of the autism diagnostic observation schedule, 2nd edition. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *54*(6), 2124–2137. https://doi.org/10.1007/s10803-023-05990-z

Alvari, G., Furlanello, C., & Venuti, P. (2021). Is smiling the key? Machine learning analytics detect subtle patterns in micro-expressions of infants with ASD. *Journal of Clinical Medicine*, *10*, 1776. https://doi.org/10.3390/jcm10081776

Ashwin, C., Chapman, E., Colle, L., & Baron-Cohen, S. (2006). Impaired recognition of negative basic emotions in autism: A test of the amygdala theory. *Social Neuroscience*, *1*(3–4), 349–363. https://doi.org/10.1080/17470910601040772

Beall, P. M., Moody, E. J., McIntosh, D. N., Hepburn, S. L., & Reed, C. L. (2008). Rapid facial reactions to emotional facial expressions in typically developing children and children with autism spectrum disorder. *Journal of Experimental Child Psychology*, *101*(3), 206–223. https://doi.org/10.1016/j.jecp.2008.04.004

Brewer, R., Biotti, F., Catmur, C., Press, C., Happé, F., Cook, R., & Bird, G. (2016). Can neurotypical individuals read autistic facial expressions? Atypical production of emotional facial expressions in autism spectrum disorders. *Autism Research*, *9*(2), 262–271. https://doi.org/10.1002/aur.1508

Briot, K., Pizano, A., Bouvard, M., & Amestoy, A. (2021). New technologies as promising tools for assessing facial emotion expressions impairments in ASD: A systematic review. *Frontiers in Psychiatry*, *12*, 634756. https://doi.org/10.3389/fpsyt.2021.634756

Carpenter, K. L. H., Hahemi, J., Campbell, K., Lippmann, S. J., Baker, J. P., Egger, H. L., Espinosa, S., Vermeer, S., Sapiro, G., & Dawson, G. (2021). Digital behavioral phenotyping detects atypical pattern of facial expression in toddlers with autism. *Autism Research*, *14*(3), 488–499. https://doi.org/10.1002/aur.2391

Clifford, S. M., & Dissanayake, C. (2008). The early development of joint attention in infants with autistic disorder using home video observations and parental interview. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *38*(5), 791–805. https://doi.org/10.1007/s10803-007-0444-7

Dawson, G., Webb, S. J., & McPartland, J. (2005). Understanding the nature of face processing impairment in

autism: Insights from behavioral and electrophysiological studies. *Developmental Neuropsychology*, *27*(3), 403–424. https://doi.org/10.1207/s15326942dn2703_6

Deschamps, P. K. H., Coppes, L., Kenemans, J. L., Schutter, D. J. L. G., & Matthys, W. (2015). Electromyographic responses to emotional facial expressions in 6–7 year olds with autism spectrum disorders. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *45*(2), 354–362. https://doi.org/10.1007/s10803-013-1890-z

Egger, H. L., Dawson, G., Hashemi, J., Carpenter, K. L. H., Espinosa, S., Campbell, K., Brotkin, S., Schaich-Borg, J., Qiu, Q., Tepper, M., Baker, J. P., Bloomfield, R. A., & Sapiro, G. (2018). Automatic emotion and attention analysis of young children at home: A researchKit autism feasibility study. *Npj Digital Medicine*, *1*, 20. https://doi.org/10.1038/s41746-018-0024-6

Filliter, J. H., Longard, J., Lawrence, M. A., Zwaigenbaum, L., Brian, J., Garon, N., Smith, I. M., Roncadin, C., Roberts, W., & Bryson, S. E. (2015). Positive affect in infant siblings of children diagnosed with autism spectrum disorder. *Journal of Abnormal Child Psychology*, *43*(3), 567–575. https://doi.org/10.1007/s10802-014-9921-6

First, M. B. (2013). Diagnostic and statistical manual of mental disorders, 5th edition, and clinical utility. *The Journal of Nervous and Mental Disease*, *201*(9), 727–729. https://doi.org/10.1097/NMD.0b013e3182a2168a

Grazzani, I., Ornaghi, V., Conte, E., Pepe, A., & Caprin, C. (2018). The relation between emotion understanding and theory of mind in children aged 3 to 8: The key role of language. *Frontiers in Psychology*, *9*, 724. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.00724

Guthrie, W., Wallis, K., Bennett, A., Brooks, E., Dudley, J., Gerdes, M., Pandey, J., Levy, S. E., Schultz, R. T., & Miller, J. S. (2019). Accuracy of autism screening in a large pediatric network. *Pediatrics, 144*(4), e20183963. https://doi.org/10.1542/peds.2018-3963

Hammal, Z., Chu, W. S., Cohn, J. F., Heike, C., & Speltz, M. L. (2017). Automatic action unit detection in infants using convolutional neural network. *2017 Seventh International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII), San Antonio, TX, USA*, 216–221. https://doi.org/10.1109/ACII.2017.8273603

Hashemi, J., Dawson, G., Carpenter, K. L. H., Campbell, K., Qiu, Q., Espinosa, S., Marsan, S., Baker, J. P., Egger, H. L., & Sapiro, G. (2021). Computer vision analysis for quantification of autism risk behaviors. *IEEE Transactions on Affective Computing*, *12*(1), 215–226. https://doi.org/10.1109/TAFFC.2018.2868196

Keating, C. T., & Cook, J. L. (2021). Facial expression production and recognition in autism spectrum disorders: A shifting landscape. *Psychiatric Clinics of North America, 44*(1), 125–139.

https://doi.org/10.1016/j.psc.2020.11.010

Korb, S., Grandjean, D., & Scherer, K. R. (2010). Timing and voluntary suppression of facial mimicry to smiling faces in a Go/NoGo task-An EMG study. *Biological Psychology*, *85*(2), 347–349. https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2010.07.012

Leroy, G., Andrews, J. G., Kealohi-Preece, M., Jaswani, A., Song, H., Galindo, M. K., & Rice, S. A. (2024). Transparent deep learning to identify autism spectrum disorders (ASD) in EHR using clinical notes. *Journal of the American Medical Informatics Association*, *31*(6), 1313–1321. https://doi.org/10.1093/jamia/ocae080

Liu, S., Wang, Y., & Song, Y. (2023). Atypical facial mimicry for basic emotions in children with autism spectrum disorder. *Autism Research*, *16*(7), 1375–1388. https://doi.org/10.1002/aur.2957

Magnée, M. J. C. M., De Gelder, B., Van Engeland, H., & Kemner, C. (2007). Facial electromyographic responses to emotional information from faces and voices in individuals with pervasive developmental disorder. *Journal of Child Psychology and Psychiatry and Allied Disciplines*, *48*(11), 1122–1130. https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.2007.01779.x

Malaia, E., Cockerham, D., & Rublein, K. (2019). Visual integration of fear and anger emotional cues by children on the autism spectrum and neurotypical peers: An EEG study. *Neuropsychologia*, *126*, 138–146. https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2017.06.014

Manfredonia, J., Bangerter, A., Manyakov, N. V., Ness, S., Lewin, D., Skalkin, A., Boice, M., Goodwin, M. S., Dawson, G., Hendren, R., Leventhal, B., Shic, F., & Pandina, G. (2019). Automatic recognition of posed facial expression of emotion in individuals with autism spectrum disorder. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *49*(1), 279–293. https://doi.org/10.1007/s10803-018-3757-9

Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., Antes, G., Atkins, D., Barbour, V., Barrowman, N., Berlin, J. A., Clark, J., Clarke, M., Cook, D., D'Amico, R., Deeks, J. J., Devereaux, P. J., Dickersin, K., Egger, M., Ernst, E., Gøtzsche, P. C., … Tugwell, P. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement. *PLoS Medicine*, *6*(7), e1000097. https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097

Nichols, C. M. M., Ibañez, L. V., Foss-Feig, J. H., & Stone, W. L. (2014). Social smiling and its components in high-risk infant siblings without later ASD symptomatology. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *44*(4), 894–902. https://doi.org/10.1007/s10803-013-1944-2

Pellicano, E., & Burr, D. (2012). When the world becomes "too real": A bayesian explanation of autistic perception. *Trends in Cognitive Sciences*, *16*(10), 504–510. https://doi.org/10.1016/j.tics.2012.08.009

Pelphrey, K. A., Sasson, N. J., Reznick, J. S., Paul, G., Goldman, B. D., & Piven, J. (2002). Visual scanning of faces in autism. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *32*(4), 249–261. https://doi.org/10.1023/A:1016374617369

Pezzotti, E., Provenzi, L., Naboni, C., Capelli, E., Ghirardello, S., Borgatti, R., & Orcesi, S. (2024). Masked or not, I smile to you: Exploring full-term and preterm infants' social smiles to adults wearing a protective facemask. *Infant Behavior and Development*, *75*(10), 101947. https://doi.org/10.1016/j.infbeh.2024.101947

Saral, D., Olcay, S., & Ozturk, H. (2023). Autism spectrum disorder: when there is no cure, there are countless of treatments. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, *53*(12), 4901–4916. https://doi.org/10.1007/s10803-022-05745-2

Thabtah, F., & Peebles, D. (2019). Early autism screening: A comprehensive review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *16*(18), 3502. https://doi.org/10.3390/ijerph16183502

Trevisan, D. A., Hoskyn, M., & Birmingham, E. (2018). Facial expression production in autism: A meta-analysis. *Autism Research*, *11*(12), 1586–1601. https://doi.org/10.1002/aur.2037

Wieckowski, A. T., Hamner, T., Nanovic, S., Porto, K. S., Coulter, K. L., Eldeeb, S. Y., Chen, C. M. A., Fein, D. A., Barton, M. L., Adamson, L. B., & Robins, D. L. (2021). Early and repeated screening detects autism spectrum disorder. *Journal of Pediatrics*, *234*, 227–235. https://doi.org/10.1016/j.jpeds.2021.03.009

Yeung, M. K. (2022). A systematic review and meta-analysis of facial emotion recognition in autism spectrum disorder: The specificity of deficits and the role of task characteristics. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, *133*, 104518. https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2021.104518

Atypical facial expression characteristics in children with autism spectrum disorder and their application in early screening

YANG Ping, FANG Runqiu, WENG Xuchu

(School of Psychology, Guizhou Normal University, Guiyang, 550025, China)(Institute of Brain Research and Rehabilitation, South China Normal University, Guangzhou 510898, China)

Abstract: Children with Autism Spectrum Disorder (ASD) exhibit atypical facial emotional expressions, such as a prevalence of neutral expressions, reduced positive expressions, lower frequency of social smiles, and limited spontaneous facial mimicry. These characteristics remain stable from infancy to childhood, making them important markers for ASD risk assessment. However, traditional assessment methods, such as manual observation and facial electromyography, have limitations in analyzing facial emotional expressions in ASD children due to high subjectivity, time consumption, and difficulties in large-scale application. In recent years, advancements in artificial intelligence have facilitated the application of automated facial expression recognition technology based on computer vision and deep learning, significantly enhancing efficiency and reducing subjective bias, thereby providing strong support for large-scale ASD early screening based on atypical facial expressions. Future research could further optimize recognition models by designing more naturalistic induction paradigms to explore the diverse facial emotional expressions of ASD children, thus improving the accuracy and sensitivity of automated models and advancing ASD early screening and intervention efforts

Keywords: autism spectrum disorder, facial expression, computer automatic recognition